

(11)Publication number : 11-134320  
(43)Date of publication of application : 21.05.1999

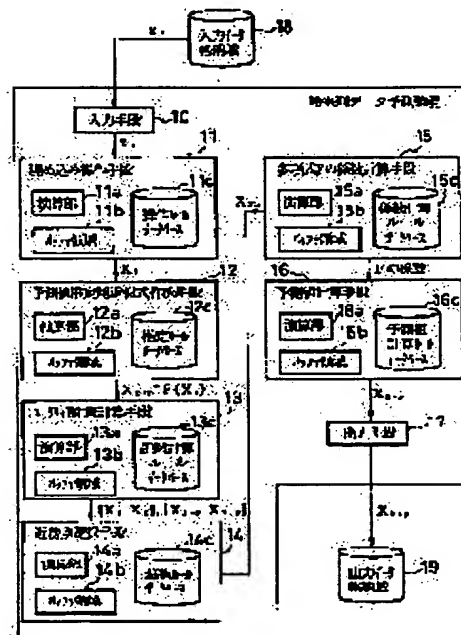
G06F 17/00  
G06F 17/10

(71)Applicant : NIPPON TELEGR & TELEPH CORP <NTT>

(72)Inventor : ITO KENICHI

**PROBLEM TO BE SOLVED:** To select a nearby point where the transition of a prediction point is reflected more correctly by selecting the nearby point based on the distance between each point and a given point on a track reconstitution in a multidimensional space and the distance of the past point of each point and the past point of the given point on the track.

**SOLUTION:** An input means 10 inputs observed time-series data  $X_i$ . An embedding operation means 11 constitutes the track of an  $(m)$ -dimensional vector  $X_i$  in the  $(m)$ -dimensional space. An approximate expression generating means 12 for predicted value estimation generates a polynomial approximating a predicted value  $X_{t+p}$  of a point  $X_t$  on the track of the  $(m)$ -dimensional vector  $X_i$  according to a specific estimation rule. An Euclid distance calculating means 13 calculates the Euclid distance  $\|X_i - X_t\|$  between each point  $X_i$  and the point  $X_t$  on the track and the Euclid distance  $\|X_{ip} - X_{tp}\|$  between the past point of each point  $X_i$  and the past point of the point  $X_t$  and a nearby point selecting means 14 selects a nearby point  $X_{th}$  of the point  $X_t$  according to a specific selection rule.



[Date of extinction of right]



(51) Int.Cl.<sup>6</sup>

識別記号

F I

G 0 6 F 17/00  
17/10G 0 6 F 15/20  
15/31F  
Z

審査請求 未請求 請求項の数 6 O L (全 11 頁)

(21) 出願番号 特願平9-295726

(22) 出願日 平成9年(1997)10月28日

(71) 出願人 000004226

日本電信電話株式会社

東京都新宿区西新宿三丁目19番2号

(72) 発明者 伊藤 憲一

東京都新宿区西新宿三丁目19番2号 日本  
電信電話株式会社内

(74) 代理人 弁理士 三好 秀和 (外1名)

(54) 【発明の名称】 時系列データ予測方法および装置と時系列データ予測プログラムを記録した記録媒体

(57) 【要約】

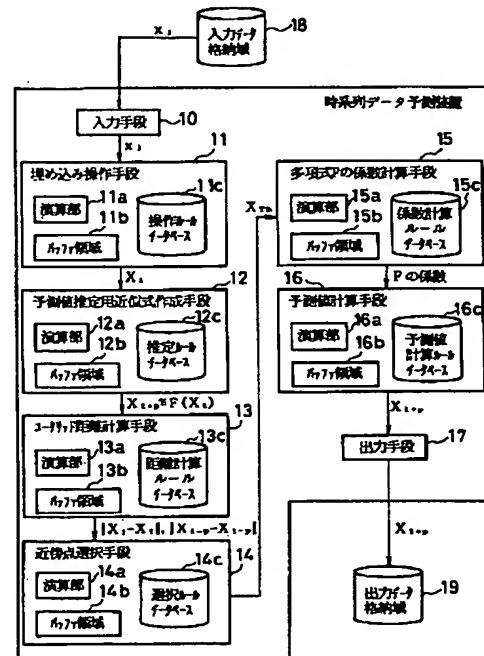
【課題】 不規則に変動する時系列データの予測において予測点の推移をより正しく反映する近傍点を選択し得る時系列データ予測方法および装置と時系列データ予測プログラムを記録した記録媒体を提供する。

【解決手段】 時系列データ  $x_i$  に対する  $m$  次元ベクトル  $X_i$  を埋め込み操作手段 11 で作成し、多項式

【数 1】

$$X_{t+p} \approx F(X_t)$$

を予測値推定用近似式作成手段 12 で作成し、ユークリッド距離  $\|X_i - X_t\|$  およびユークリッド距離  $\|X_{i-p} - X_{t-p}\|$  をユークリッド距離計算手段 13 で計算し、各ユークリッド距離から  $X_t$  の近傍点  $X_{Th}$  を近傍点選択手段 14 で選択し、近傍点  $X_{Th}$  および近傍点の時間  $p$  経過後の値  $X_{Th+p}$  から多項式  $F$  の係数を多項式  $F$  の係数計算手段 15 で計算し、該係数および点  $X_t$  から予測値  $X_{t+p}$  を予測値計算手段 16 で算出し、この算出した予測値  $X_{t+p}$  を出力する。



## 【特許請求の範囲】

【請求項1】 時間と共に不規則に変動する時系列データの予測を行うために、観測された1変数の時系列データから時間遅れの方法を用いて多次元空間上に軌道を再構成し、この多次元空間上の所与の点の近傍に存在する軌道上の点を複数個選択し、この選択した各近傍点の値と各近傍点がある時間経過した後の値とを用いて各近傍点の推移を調べて、前記所与の点の将来の予測値を予測する時系列データ予測方法であって、多次元空間上に再構成した軌道上の各点と前記所与の点との間の距離および前記軌道上の各点の過去の点と前記所与の点の過去の点との間の距離をもとに近傍点を選択することを特徴とする時系列データ予測方法。

【請求項2】 観測された時系列データ  $x_i$  を入力し、所定の埋め込み操作ルールに基づいて前記入力された時系列データ  $x_i$  に対する  $m$  次元ベクトル  $X_i$  を作成して、 $m$  次元空間上に  $m$  次元ベクトル  $X_i$  の軌道を構成し、所定の推定ルールに基づいて前記  $m$  次元ベクトル  $X_i$  の軌道上の点  $X_t$  の予測値  $X_{t+p}$  を近似する多項式

【数1】

$$X_{t+p} \cong F(X_t)$$

を作成し、

前記軌道上の各点  $X_i$  と前記点  $X_t$  との間のユークリッド距離

$$\|X_i - X_t\|$$

および前記各点  $X_i$  の過去の点と前記点  $X_t$  の過去の点との間のユークリッド距離

$$\|X_{i-p} - X_{t-p}\|$$

を計算し、

この計算した各ユークリッド距離から所定の選択ルールに基づいて前記点  $X_t$  時間  $p$  経過後の値の近傍点  $X_{th}$  を選択し、

前記近傍点  $X_{th}$  および該近傍点の時間  $p$  経過後の値  $X_{th+p}$  から所定の係数計算ルールに基づいて前記多項式  $F$  の係数を計算し、

前記多項式  $F$  の係数および前記点  $X_t$  から所定の予測値計算ルールに基づいて予測値  $X_{t+p}$  を算出し、この算出した予測値  $X_{t+p}$  を出力することを特徴とする時系列データ予測方法。

【請求項3】 時間と共に不規則に変動する時系列データの予測を行うために、観測された1変数の時系列データから時間遅れの方法を用いて多次元空間上に軌道を再構成し、この多次元空間上の所与の点の近傍に存在する軌道上の点を複数個選択し、この選択した各近傍点の値と各近傍点がある時間経過した後の値とを用いて各近傍点の推移を調べて、前記所与の点の将来の予測値を予測する時系列データ予測装置であって、多次元空間上に再構成した軌道上の各点と前記所与の点との間の距離およ

び前記軌道上の各点の過去の点と前記所与の点の過去の点との間の距離をもとに近傍点を選択する近傍点選択手段を有することを特徴とする時系列データ予測装置。

【請求項4】 観測された時系列データ  $x_i$  を入力する入力手段と、

所定の埋め込み操作ルールに基づいて前記入力された時系列データ  $x_i$  に対する  $m$  次元ベクトル  $X_i$  を作成して、 $m$  次元空間上に  $m$  次元ベクトル  $X_i$  の軌道を構成する埋め込み操作手段と、

所定の推定ルールに基づいて前記  $m$  次元ベクトル  $X_i$  の軌道上の点  $X_t$  の予測値  $X_{t+p}$  を近似する多項式

【数2】

$$X_{t+p} \cong F(X_t)$$

を作成する予測値推定用近似式作成手段と、

前記軌道上の各点  $X_i$  と前記点  $X_t$  との間のユークリッド距離

$$\|X_i - X_t\|$$

および前記各点  $X_i$  の過去の点と前記点  $X_t$  の過去の点との間のユークリッド距離

$$\|X_{i-p} - X_{t-p}\|$$

を計算するユークリッド距離計算手段と、

この計算した各ユークリッド距離から所定の選択ルールに基づいて前記点  $X_t$  の近傍点  $X_{th}$  を選択する近傍点選択手段と、

前記近傍点  $X_{th}$  および該近傍点の時間  $p$  経過後の値  $X_{th+p}$  から所定の係数計算ルールに基づいて前記多項式  $F$  の係数を計算する多項式  $F$  の係数計算手段と、

前記多項式  $F$  の係数および前記点  $X_t$  から所定の予測値計算ルールに基づいて予測値  $X_{t+p}$  を算出する予測値計算手段と、

この算出した予測値  $X_{t+p}$  を出力する出力手段とを有することを特徴とする時系列データ予測装置。

【請求項5】 時間と共に不規則に変動する時系列データの予測を行うために、観測された1変数の時系列データから時間遅れの方法を用いて多次元空間上に軌道を再構成し、この多次元空間上の所与の点の近傍に存在する軌道上の点を複数個選択し、この選択した各近傍点の値と各近傍点がある時間経過した後の値とを用いて各近傍点の推移を調べて、前記所与の点の将来の予測値を予測する時系列データ予測プログラムを記録した記録媒体であって、多次元空間上に再構成した軌道上の各点と前記所与の点との間の距離および前記軌道上の各点の過去の点と前記所与の点の過去の点との間の距離をもとに近傍点を選択することを特徴とする時系列データ予測プログラムを記録した記録媒体。

【請求項6】 観測された時系列データ  $x_i$  を入力し、所定の埋め込み操作ルールに基づいて前記入力された時系列データ  $x_i$  に対する  $m$  次元ベクトル  $X_i$  を作成して、 $m$  次元空間上に  $m$  次元ベクトル  $X_i$  の軌道を構成

し、  
所定の推定ルールに基づいて前記 $m$ 次元ベクトル $X_i$ の軌道上の点 $X_t$ の予測値 $X_{t+p}$ を近似する多項式

【数3】

$$X_{t+p} \approx F(X_t)$$

を作成し、  
前記軌道上の各点 $X_i$ と前記点 $X_t$ との間のユークリッド距離

$$\|X_i - X_t\|$$

および前記各点 $X_i$ の過去の点と前記点 $X_t$ の過去の点との間のユークリッド距離

$$\|X_{i-p} - X_{t-p}\|$$

を計算し、  
この計算した各ユークリッド距離から所定の選択ルールに基づいて前記点 $X_t$ の近傍点 $X_{Th}$ を選択し、  
前記近傍点 $X_{Th}$ および該近傍点の時間 $p$ 経過後の値 $X_{Th+p}$ から所定の係数計算ルールに基づいて前記多項式 $F$ の係数を計算し、  
前記多項式 $F$ の係数および前記点 $X_t$ から所定の予測値計算ルールに基づいて予測値 $X_{t+p}$ を算出し、  
この算出した予測値 $X_{t+p}$ を出力することを特徴とする時系列データ予測プログラムを記録した記録媒体。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】本発明は、時間と共に不規則に変動する時系列データを予測する時系列データ予測方法および装置と時系列データ予測プログラムを記録した記録媒体に関する。

【0002】

【従来の技術】従来、不規則に変動する時系列データを予測するためには、その時系列データがカオス力学系から生成されたという観点から予測を行う非線形予測手法が用いられてきた。非線形予測手法においては、観測された1変数の時系列データから時間遅れの方法を用いて多次元空間上に軌道を再構成し、この多次元空間上で、ある予測点の近傍に存在する軌道上の点を複数個選択し、これらの近傍点の平均的な推移を最小二乗法などにより求め、この結果をもとに予測点の将来の推移を予測する方法が採られていた。

【0003】

【発明が解決しようとする課題】上述した従来の予測方法においては、近傍点の選択方法が予測精度上重要となるが、従来は、多次元空間上に再構成した軌道上の各点と予測点との間のユークリッド距離を求め、ユークリッド距離の小さい点から順に複数個選択する方法が採られていた。このように、予測点におけるユークリッド距離のみを基に近傍点を選択するため、ある近傍点の軌道が予測点の軌道と交錯するような場合、その近傍点の推移は予測点の推移を正しく反映しないことになり、この結

果予測精度が低下するという問題が生じていた。

【0004】本発明は、上記に鑑みてなされたもので、その目的とするところは、不規則に変動する時系列データの予測において予測点の推移をより正しく反映する近傍点を選択し得る時系列データ予測方法および装置と時系列データ予測プログラムを記録した記録媒体を提供することにある。

【0005】

【課題を解決するための手段】上記目的を達成するため、請求項1記載の本発明は、時間と共に不規則に変動する時系列データの予測を行うために、観測された1変数の時系列データから時間遅れの方法を用いて多次元空間上に軌道を再構成し、この多次元空間上の所与の点の近傍に存在する軌道上の点を複数個選択し、この選択した各近傍点の値と各近傍点がある時間経過した後の値とを用いて各近傍点の推移を調べて、前記所与の点の将来の予測値を予測する時系列データ予測方法であって、多次元空間上に再構成した軌道上の各点と前記所与の点との間の距離および前記軌道上の各点の過去の点と前記所与の点の過去の点との間の距離をもとに近傍点を選択することを要旨とする。

【0006】請求項1記載の本発明にあつては、多次元空間上に再構成した軌道上の各点と所与の点との間の距離であるユークリッド距離に加えて、軌道上の各点の過去の点と所与の点の過去の点との間の距離である過去の点のユークリッド距離に基づいて近傍点を選択し、この選択した近傍点の推移を調べて、所与の点の将来の予測値を予測するため、予測点の推移を適確に反映した近傍点の選択が可能となる。

【0007】また、請求項2記載の本発明は、観測された時系列データ $x_i$ を入力し、所定の埋め込み操作ルールに基づいて前記入力された時系列データ $x_i$ に対する $m$ 次元ベクトル $X_i$ を作成して、 $m$ 次元空間上に $m$ 次元ベクトル $X_i$ の軌道を構成し、所定の推定ルールに基づいて前記 $m$ 次元ベクトル $X_i$ の軌道上の点 $X_t$ の予測値 $X_{t+p}$ を近似する多項式

【数4】

$$X_{t+p} \approx F(X_t)$$

を作成し、前記軌道上の各点 $X_i$ と前記点 $X_t$ との間のユークリッド距離

$$\|X_i - X_t\|$$

および前記各点 $X_i$ の過去の点と前記点 $X_t$ の過去の点との間のユークリッド距離

$$\|X_{i-p} - X_{t-p}\|$$

を計算し、この計算した各ユークリッド距離から所定の選択ルールに基づいて前記点 $X_t$ の近傍点 $X_{Th}$ を選択し、前記近傍点 $X_{Th}$ および該近傍点の時間 $p$ 経過後の値 $X_{Th+p}$ から所定の係数計算ルールに基づいて前記多項式 $F$ の係数を計算し、前記多項式 $F$ の係数および前記点 $X$

$t$  から所定の予測値計算ルールに基づいて予測値  $X_{t+p}$  を算出し、この算出した予測値  $X_{t+p}$  を出力することを要旨とする。

【0008】請求項2記載の本発明にあつては、入力された時系列データ  $x_i$  に対する  $m$  次元ベクトル  $X_i$  を所定の埋め込み操作ルールで作成して  $m$  次元ベクトル  $X_i$  の軌道を構成し、該軌道上の点  $X_t$  の予測値  $X_{t+p}$  を近似する多項式

【数5】

$$X_{t+p} \approx F(X_t)$$

を作成し、軌道上の各点  $X_i$  と点  $X_t$  との間のユークリッド距離

$$\|X_i - X_t\|$$

および各点  $X_i$  の過去の点と点  $X_t$  の過去の点との間のユークリッド距離

$$\|X_{i-p} - X_{t-p}\|$$

を計算し、この各ユークリッド距離から  $X_t$  の近傍点  $X_{Th}$  を選択し、この近傍点  $X_{Th}$  および近傍点の時間  $p$  経過後の値  $X_{Th+p}$  から多項式  $F$  の係数を計算し、この係数および点  $X_t$  から予測値  $X_{t+p}$  を算出し、この算出した予測値  $X_{t+p}$  を出力するため、予測点の推移をより正しく反映した近傍点を選択して、予測値を適確に算出することができる。

【0009】更に、請求項3記載の本発明は、時間と共に不規則に変動する時系列データの予測を行うために、観測された1変数の時系列データから時間遅れの方法を用いて多次元空間上に軌道を再構成し、この多次元空間上の所与の点の近傍に存在する軌道上の点を複数個選択し、この選択した各近傍点の値と各近傍点がある時間経過した後の値とを用いて各近傍点の推移を調べて、前記所与の点の将来の予測値を予測する時系列データ予測装置であつて、多次元空間上に再構成した軌道上の各点と前記所与の点との間の距離および前記軌道上の各点の過去の点と前記所与の点の過去の点との間の距離をもとに近傍点を選択する近傍点選択手段を有することを要旨とする。

【0010】請求項3記載の本発明にあつては、多次元空間上に再構成した軌道上の各点と所与の点との間の距離であるユークリッド距離に加えて、軌道上の各点の過去の点と所与の点の過去の点との間の距離である過去の点のユークリッド距離に基づいて近傍点を選択し、この選択した近傍点の推移を調べて、所与の点の将来の予測値を予測するため、予測点の推移を適確に反映した近傍点の選択が可能となる。

【0011】請求項4記載の本発明は、観測された時系列データ  $x_i$  を入力する入力手段と、所定の埋め込み操作ルールに基づいて前記入力された時系列データ  $x_i$  に対する  $m$  次元ベクトル  $X_i$  を作成して、 $m$  次元空間上に  $m$  次元ベクトル  $X_i$  の軌道を構成する埋め込み操作手段

と、所定の推定ルールに基づいて前記  $m$  次元ベクトル  $X_i$  の軌道上の点  $X_t$  の予測値  $X_{t+p}$  を近似する多項式

【数6】

$$X_{t+p} \approx F(X_t)$$

を作成する予測値推定用近似式作成手段と、前記軌道上の各点  $X_i$  と前記点  $X_t$  との間のユークリッド距離

$$\|X_i - X_t\|$$

および前記各点  $X_i$  の過去の点と前記点  $X_t$  の過去の点との間のユークリッド距離

$$\|X_{i-p} - X_{t-p}\|$$

を計算するユークリッド距離計算手段と、この計算した各ユークリッド距離から所定の選択ルールに基づいて前記点  $X_t$  の近傍点  $X_{Th}$  を選択する近傍点選択手段と、前記近傍点  $X_{Th}$  および該近傍点の時間  $p$  経過後の値  $X_{Th+p}$  から所定の係数計算ルールに基づいて前記多項式  $F$  の係数を計算する多項式  $F$  の係数計算手段と、前記多項式  $F$  の係数および前記点  $X_t$  から所定の予測値計算ルールに基づいて予測値  $X_{t+p}$  を算出する予測値計算手段と、この算出した予測値  $X_{t+p}$  を出力する出力手段とを有することを要旨とする。

【0012】請求項4記載の本発明にあつては、入力された時系列データ  $x_i$  に対する  $m$  次元ベクトル  $X_i$  を所定の埋め込み操作ルールで作成して  $m$  次元ベクトル  $X_i$  の軌道を構成し、該軌道上の点  $X_t$  の予測値  $X_{t+p}$  を近似する多項式

【数7】

$$X_{t+p} \approx F(X_t)$$

を作成し、軌道上の各点  $X_i$  と点  $X_t$  との間のユークリッド距離

$$\|X_i - X_t\|$$

および各点  $X_i$  の過去の点と点  $X_t$  の過去の点との間のユークリッド距離

$$\|X_{i-p} - X_{t-p}\|$$

を計算し、この各ユークリッド距離から  $X_t$  の近傍点  $X_{Th}$  を選択し、この近傍点  $X_{Th}$  および近傍点の時間  $p$  経過後の値  $X_{Th+p}$  から多項式  $F$  の係数を計算し、この係数および点  $X_t$  から予測値  $X_{t+p}$  を算出し、この算出した予測値  $X_{t+p}$  を出力するため、予測点の推移をより正しく反映した近傍点を選択して、予測値を適確に算出することができる。

【0013】また、請求項5記載の本発明は、時間と共に不規則に変動する時系列データの予測を行うために、観測された1変数の時系列データから時間遅れの方法を用いて多次元空間上に軌道を再構成し、この多次元空間上の所与の点の近傍に存在する軌道上の点を複数個選択し、この選択した各近傍点の値と各近傍点がある時間経過した後の値とを用いて各近傍点の推移を調べて、前記所与の点の将来の予測値を予測する時系列データ予測ア

ログラムを記録した記録媒体であって、多次元空間上に再構成した軌道上の各点と前記所与の点との間の距離および前記軌道上の各点の過去の点と前記所与の点の過去の点との間の距離をもとに近傍点を選択することを要旨とする。

【0014】請求項5記載の本発明にあつては、多次元空間上に再構成した軌道上の各点と所与の点との間の距離であるユークリッド距離に加えて、軌道上の各点の過去の点と所与の点の過去の点との間の距離である過去の点のユークリッド距離に基づいて近傍点を選択し、この選択した近傍点の推移を調べて、所与の点の将来の予測値を予測する時系列データ予測プログラムを記録媒体として記録しているため、該記録媒体を用いて、その流通性を高めることができる。

【0015】更に、請求項6記載の本発明は、観測された時系列データ  $x_i$  を入力し、所定の埋め込み操作ルールに基づいて前記入力された時系列データ  $x_i$  に対する  $m$  次元ベクトル  $X_i$  を作成して、 $m$  次元空間上に  $m$  次元ベクトル  $X_i$  の軌道を構成し、所定の推定ルールに基づいて前記  $m$  次元ベクトル  $X_i$  の軌道上の点  $X_t$  の予測値  $X_{t+p}$  を近似する多項式

【数8】

$$X_{t+p} \cong F(X_t)$$

を作成し、前記軌道上の各点  $X_i$  と前記点  $X_t$  との間のユークリッド距離

$$\|X_i - X_t\|$$

および前記各点  $X_i$  の過去の点と前記点  $X_t$  の過去の点との間のユークリッド距離

$$\|X_{i-p} - X_{t-p}\|$$

を計算し、この計算した各ユークリッド距離から所定の選択ルールに基づいて前記点  $X_t$  の近傍点  $X_{Th}$  を選択し、前記近傍点  $X_{Th}$  および該近傍点の時間  $p$  経過後の値  $X_{Th+p}$  から所定の係数計算ルールに基づいて前記多項式  $F$  の係数を計算し、前記多項式  $F$  の係数および前記点  $X_t$  から所定の予測値計算ルールに基づいて予測値  $X_{t+p}$  を算出し、この算出した予測値  $X_{t+p}$  を出力することを要旨とする。

【0016】請求項6記載の本発明にあつては、入力された時系列データ  $x_i$  に対する  $m$  次元ベクトル  $X_i$  を所定の埋め込み操作ルールで作成して  $m$  次元ベクトル  $X_i$  の軌道を構成し、該軌道上の点  $X_t$  の予測値  $X_{t+p}$  を近似する多項式

【数9】

$$X_{t+p} \cong F(X_t)$$

を作成し、軌道上の各点  $X_i$  と点  $X_t$  との間のユークリッド距離

$$\|X_i - X_t\|$$

および各点  $X_i$  の過去の点と点  $X_t$  の過去の点との間の

ユークリッド距離

$$\|X_{i-p} - X_{t-p}\|$$

を計算し、この各ユークリッド距離から  $X_t$  の近傍点  $X_{Th}$  を選択し、この近傍点  $X_{Th}$  および近傍点の時間  $p$  経過後の値  $X_{Th+p}$  から多項式  $F$  の係数を計算し、この係数および点  $X_t$  から予測値  $X_{t+p}$  を算出し、この算出した予測値  $X_{t+p}$  を出力する時系列データ予測プログラムを記録媒体として記録しているため、記録媒体を用いて、その流通性を高めることができる。

【0017】

【発明の実施の形態】以下、図面を用いて本発明の実施の形態について説明する。

【0018】図1は、本発明の一実施形態に係る時系列データ予測装置の構成を示すブロック図である。同図に示す時系列データ予測装置は、入力データ格納域18に格納され、観測された時系列データ  $x_i$  を入力する入力手段10と、所定の埋め込み操作ルールに基づいて前記入力された時系列データ  $x_i$  に対する  $m$  次元ベクトル  $X_i$  を作成して、 $m$  次元空間上に  $m$  次元ベクトル  $X_i$  の軌道を構成する埋め込み操作手段11と、所定の推定ルールに基づいて前記  $m$  次元ベクトル  $X_i$  の軌道上の点  $X_t$  の予測値  $X_{t+p}$  を近似する多項式

【数10】

$$X_{t+p} \cong F(X_t)$$

を作成する予測値推定用近似式作成手段12と、前記軌道上の各点  $X_i$  と前記点  $X_t$  との間のユークリッド距離

$$\|X_i - X_t\|$$

および前記各点  $X_i$  の過去の点と前記点  $X_t$  の過去の点との間のユークリッド距離

$$\|X_{i-p} - X_{t-p}\|$$

を計算するユークリッド距離計算手段13と、この計算した各ユークリッド距離から所定の選択ルールに基づいて前記点  $X_t$  の近傍点  $X_{Th}$  を選択する近傍点選択手段14と、前記近傍点  $X_{Th}$  および該近傍点の時間  $p$  経過後の値  $X_{Th+p}$  から所定の係数計算ルールに基づいて前記多項式  $F$  の係数を計算する多項式  $F$  の係数計算手段15と、前記多項式  $F$  の係数および前記点  $X_t$  から所定の予測値計算ルールに基づいて予測値  $X_{t+p}$  を算出する予測値計算手段16と、この算出した予測値  $X_{t+p}$  を出力データ格納域19に出力して格納する出力手段17とを有する。

【0019】前記埋め込み操作手段11、予測値推定用近似式作成手段12、ユークリッド距離計算手段13、近傍点選択手段14、多項式  $F$  の係数計算手段15、および予測値計算手段16は、それぞれ所望の計算を行う演算部11a、12a、13a、14a、15a、16a、計算の途中結果を保持するバッファ領域11b、12b、13b、14b、15b、16b、および計算を行う際のルール（条件）を格納するデータベース11

c, 12c, 13c, 14c, 15c, 16cで構成されている。特に、データベースとしては、埋め込み操作手段11は操作ルールデータベース11c、予測値推定用近似式作成手段12は推定ルールデータベース12c、ユークリッド距離計算手段13は距離計算ルールデータベース13c、近傍点選択手段14は選択ルールデータベース14c、多項式Fの係数計算手段15は係数計算ルールデータベース15c、予測値計算手段16は予測値計算ルールデータベース16cを有している。

【0020】なお、図1に示す時系列データ予測装置は、計算機システムで実現され得るものであり、各演算部は所謂CPUが受け持つかまたはソフトウェアにより実現され、各バッファ領域や各データベースはメモリまたは外部記憶装置が受け持つことになる。

【0021】図2は、観測された1変数の時系列データから時間遅れの方法を用いて多次元空間上に軌道を再構成する方法を示す。時系列データ $x_i$  21から、一定の時間遅れ $\tau$ を用いて次のm次元ベクトル $X_i$ を作成する。

【0022】

$$X_i = (x_i, x_{i-\tau}, \dots, x_{i-(n-1)\tau})$$

この時間遅れの方法は埋め込み操作22と呼ばれ、iを変えて次々にm次元ベクトルを作成することにより、m次元空間23上に $X_i$ の軌道24が構成される。mを大きくとることにより、元の1変数の時系列データ $x_i$  21の持つカオスの特徴がこの $X_i$ の軌道24に表われる。この軌道の動きを調べるにより予測を行う。

【0023】図3は、m次元空間23上での予測の考え方を示す。今、点 $X_t$  31のpステップ後の値 $X_{t+p}$  32を予測する問題を考える。点 $X_t$  31の時間的な変化はその近傍点の時間的な変化にほぼ等しいと考え、 $X_i$

$$X_{t+p} \approx F(X_t)$$

ここで、Fは次数dの多項式を示す。例えば次数1の場合は、次の式となる。

【0027】

【数12】

$$X_{t+p} \approx A \cdot X_t + b$$

ここで、パラメータAは $m \times m$ の行列、パラメータbはm次元のベクトルである。

$$\|X_i - X_t\| = \left( \sum_{k=0}^{n-1} (x_{i-k\tau} - x_{t-k\tau})^2 \right)^{1/2} \quad \dots (2)$$

次に、点 $X_{i-p}$ と点 $X_{t-p}$  34との間のユークリッド距離

$$\|X_{i-p} - X_{t-p}\|$$

$$\|X_{i-p} - X_{t-p}\| = \left( \sum_{k=0}^{n-1} (x_{i-p-k\tau} - x_{t-p-k\tau})^2 \right)^{1/2} \quad \dots (3)$$

の軌道24上のすべての点の中から点 $X_t$  31に近いn個の近傍点 $X_{th}$  ( $h=1, 2, \dots, n$ ) 33を選択し、すでに値のわかっている近傍点のpステップ後の点 $X_{th+p}$ の値と近傍点 $X_{th}$  33の値をもとに最小二乗法などにより予測値 $X_{t+p}$  32を推定する。

【0024】この近傍点の選択方法に関して、従来は点 $X_t$  31とのユークリッド距離を計算し、その値の小さい点から順にn個の点を近傍点 $X_{th}$  33としていたが、ここでは点 $X_t$  31の軌道と交錯するような軌道を有する点を近傍点 $X_{th}$  33として選択しないようにするため、点 $X_t$  31とのユークリッド距離に加えて点 $X_{t-p}$  34とのユークリッド距離を考慮して近傍点 $X_{th}$  33の選択を行う。この具体的な計算手法は図4で述べる。これにより、点 $X_t$  31の軌道と交錯する軌道を有する点 $X_{t-p}$  35の代りに、点 $X_t$  31とのユークリッド距離は点 $X_{t-p}$  35より大きい、点 $X_t$  31の推移をより正確に反映する軌道を有する点 $X_{t-p}$  36を、近傍点 $X_{th}$  33として選択することが可能となる。

【0025】図4は、図1に示す時系列データ予測装置の作用を示すフローチャートである。同図においては、予測を行うための学習用データとして、まず図2に示す時系列データ $x_i$  21を入力データ格納域18から入力手段10で入力する(ステップS41)。それから、図2に示した埋め込み操作22を埋め込み操作手段11により実施し、m次元空間23上に時系列データ $x_i$  21に対するm次元ベクトル $X_i$ の軌道24を生成する(ステップS42)。次に、軌道24上の点 $X_t$  31のpステップ後の予測値 $X_{t+p}$  32を予測値推定用近似式作成手段12で次式により近似する(ステップS43)。

【0026】

【数11】

$$\dots (1)$$

【0028】多項式Fの係数(例えば $d=1$ の場合はA, b)を求めるために、まずm次元空間23の軌道24上のすべての点 $X_i$ について、点 $X_t$  31との間のユークリッド距離

$$\|X_i - X_t\|$$

を次の式によりユークリッド距離計算手段13で計算する(ステップS44)。

【数13】

を次の式によりユークリッド距離計算手段13で計算する(ステップS45)。

【数14】



次の式で計算した値dの小さいものから順にn個を近傍点選択手段14で選択し、これを点 $X_{t-31}$ の近傍点 $X_{th}$  ( $h=1, 2, \dots, n$ ) 33とする(ステップS4

$$d = w (\|X_{i-p} - X_{t-p}\|) + (1-w) (\|X_{i-1} - X_t\|) \quad \dots (4)$$

ここで、 $w$  ( $0 < w < 1$ ) は重み係数である。

【0030】近傍点 $X_{th}$  33の値と、 $p$ ステップ後の点 $X_{th+p}$ の値とを用いて、次の最小二乗条件により多項式 $F$ の係数(例えば $d=1$ の場合は $A, b$ )を多項式 $F$ の

$$\sum_{h=1}^n (X_{th+p} - F(X_{th}))^2 = \min \quad \dots (5)$$

多項式 $F$ の係数(例えば $d=1$ の場合は $A, b$ )と点 $X_{t-31}$ の値を用いて、予測値計算手段16において(1)式により予測値 $X_{t+p}$  32を算出する(ステップS48)。

【0032】図5(a), (b)は、それぞれ従来の方法および本発明の方法による予測結果を示すグラフである。時系列データとして、池田画像を用いた。池田画像は次の式で示される2次元写像である。

【0033】

$$x_{n+1} = 1 + \mu (x_n \cos t - y_n \sin t)$$

$$y_{n+1} = \mu (x_n \sin t + y_n \cos t)$$

ここで、

$$t = 0.4 - 6.0 / (1 + x_n^2 + y_n^2)$$

である。パラメータ値 $\mu = 0.7$ 、初期値 $x_0 = 0.3$ 、 $y_0 = 0.3$ としたときの $x$ を時系列データとした。

【0034】時系列データのある時点 $s$ から $L$ 個分のデータを軌道24生成用の学習データとし、引き続き $M$ 個のデータについて各々 $p$ ステップ先の予測を行い、予測値と実際の値(観測値)とを比較した。パラメータは、 $s=4845$ 、 $L=400$ 、 $M=400$ 、 $p=1$ 、 $m=3$ 、 $\tau=1$ 、 $d=1$ 、 $n=8$ 、 $w=0.3$ とした。

【0035】従来の方法による予測結果は図5(a)に示すものであるのに対して、本発明の方法による予測結果を図5(b)に示すように本発明の方法により、予測精度が向上することがわかる。

【0036】

【発明の効果】以上説明したように、本発明によれば、多次元空間上に再構成した軌道上の各点と所与の点との

6)。

【0029】

【数15】

係数計算手段15で求める(ステップS47)。

【0031】

【数16】

間の距離であるユークリッド距離に加えて、軌道上の各点の過去の点と所与の点の過去の点との間の距離である過去の点のユークリッド距離に基づいて近傍点を選択し、この選択した近傍点の推移を調べて、所与の点の将来の予測値を予測するので、予測点の推移をより正しく反映した近傍点の選択が可能となり、従来の方法に比べて予測精度の向上を達成することができる。

【図面の簡単な説明】

【図1】本発明の一実施形態に係る時系列データ予測装置の構成を示すブロック図である。

【図2】観測された1変数の時系列データから時間遅れの方法を用いて多次元空間上に軌道を再構成する方法を示す説明図である。

【図3】多次元空間上での予測の考え方を示す説明図である。

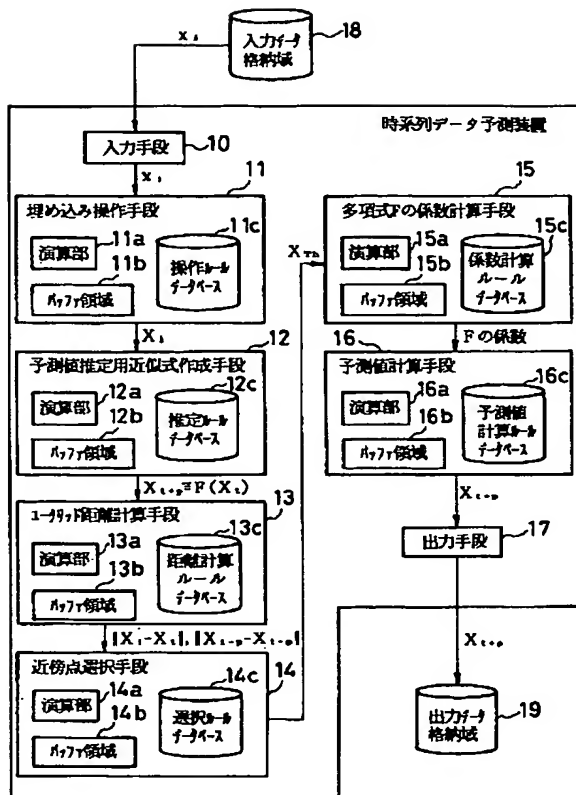
【図4】図1に示す時系列データ予測装置の作用を示すフローチャートである。

【図5】従来の方法と本発明による予測結果を示すグラフである。

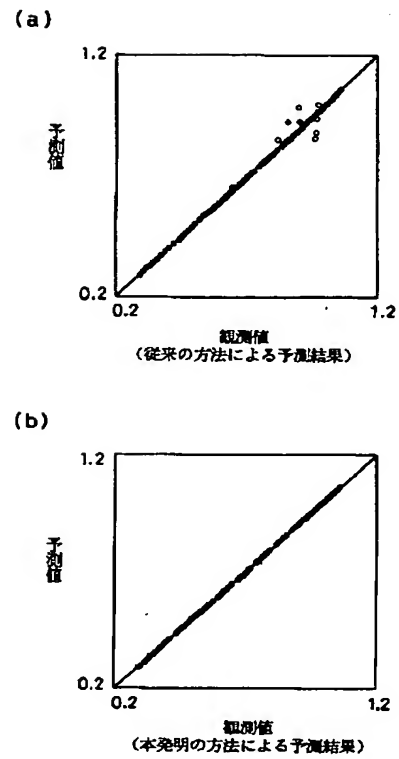
【符号の説明】

- 10 入力手段
- 11 埋め込み操作手段
- 12 予測値推定用近似式作成手段
- 13 ユークリッド距離計算手段
- 14 近傍点選択手段
- 15 多項式 $F$ の係数計算手段
- 16 予測値計算手段
- 17 出力手段

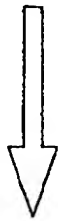
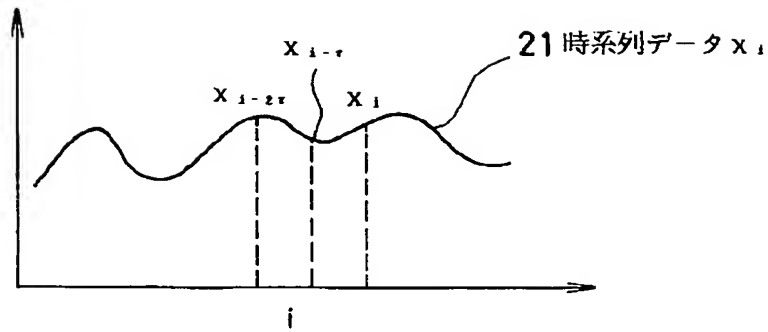
【図1】



【図5】

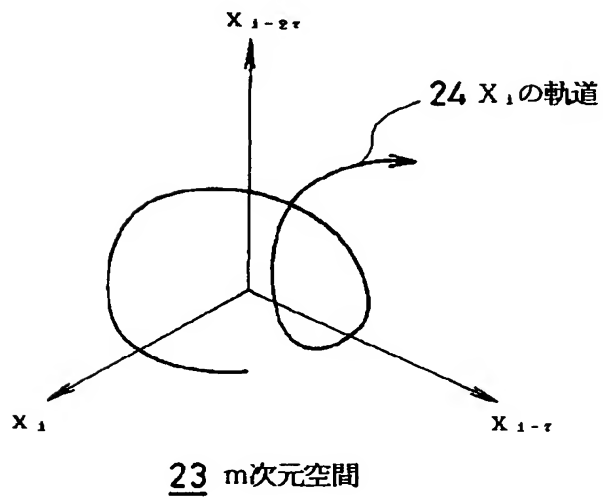


【図2】

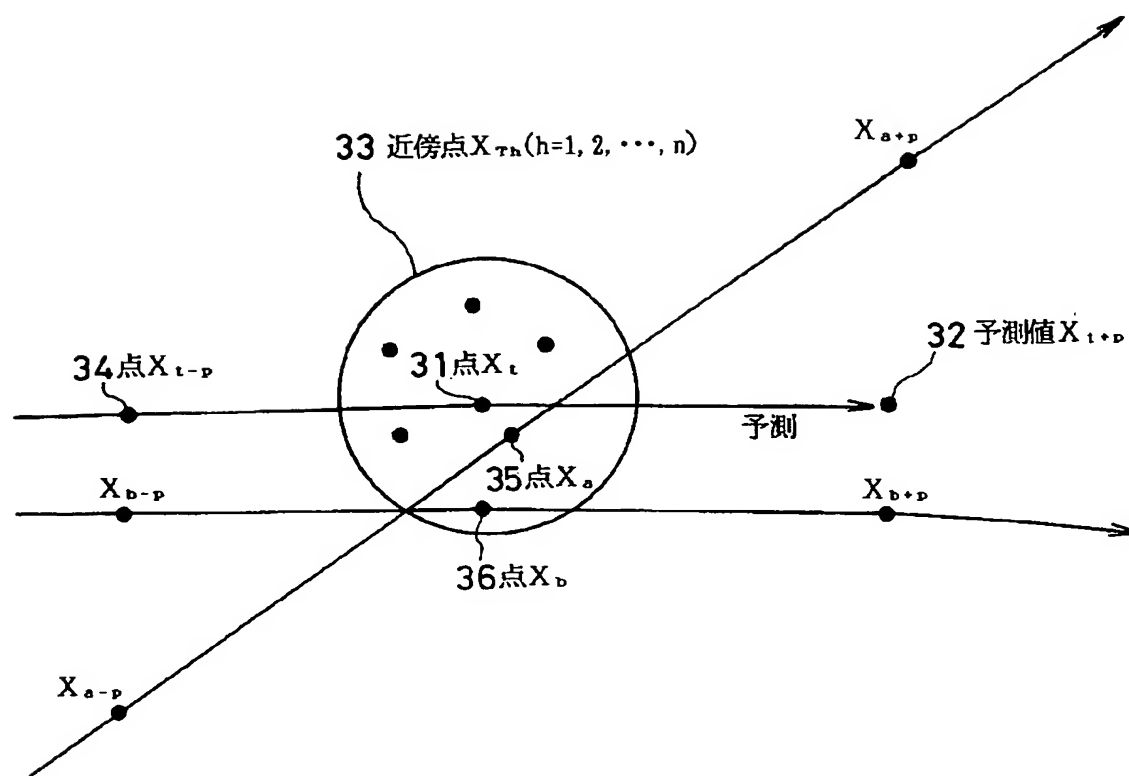


22 埋め込み操作

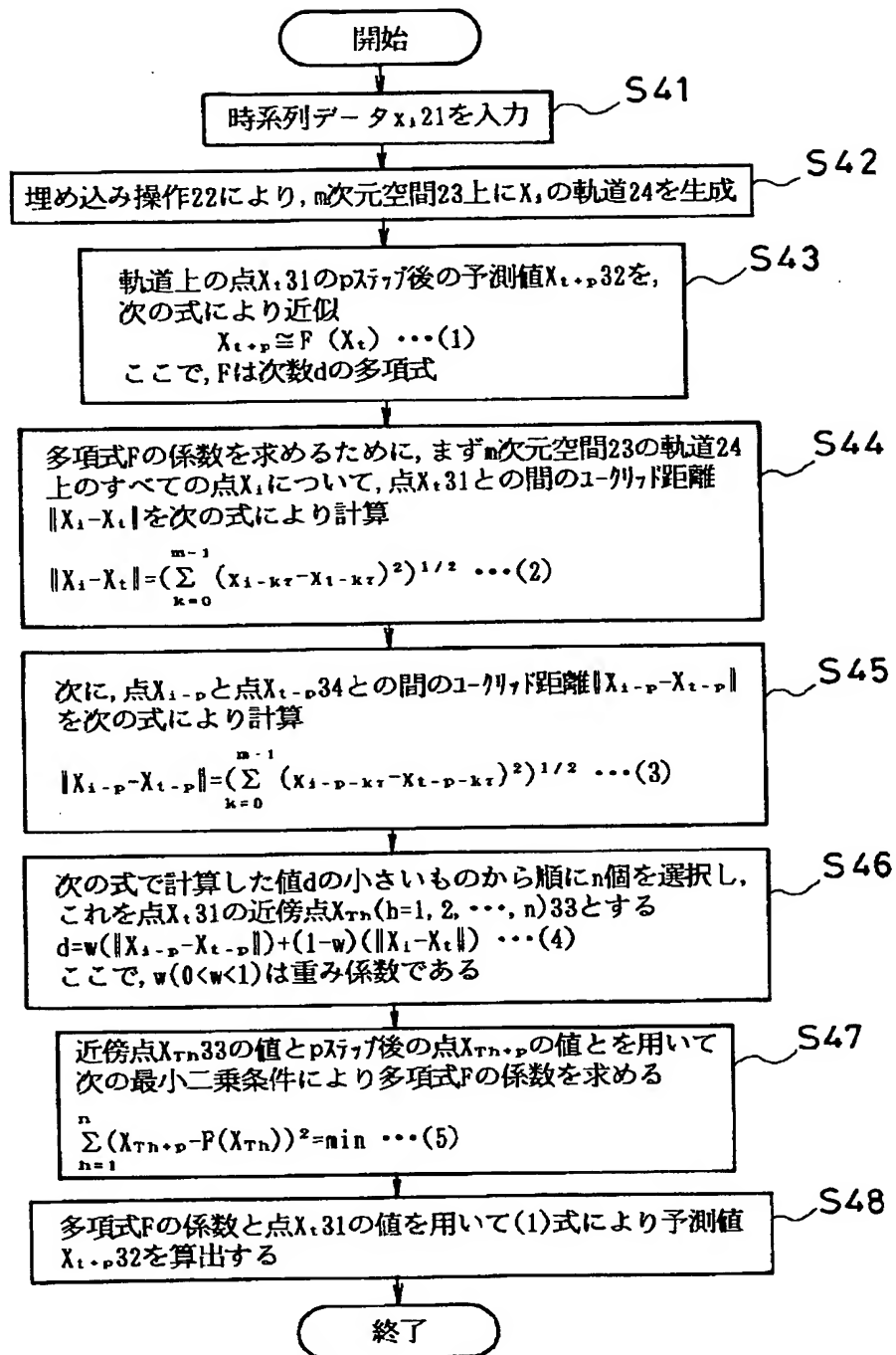
$$X_i = (x_i, x_{i-\tau}, \dots, x_{i-(m-1)\tau})$$



【図3】



【図4】





## \* NOTICES \*

Japan Patent Office is not responsible for any damages caused by the use of this translation.

1. This document has been translated by computer. So the translation may not reflect the original precisely.
2. \*\*\*\* shows the word which can not be translated.
3. In the drawings, any words are not translated.

## CLAIMS

[Claim(s)]

[Claim 1] In order to predict the time series data irregularly changed with time, an orbit is reconfigured on multi-dimension space using the method of a time lag from the time series data of one observed variable. Two or more points on the orbit which exists in the given neighborhood of a point on this multi-dimension space are chosen. Transition of each near point is investigated using the value of each of this selected near point, and the value after [ with each near point ] carrying out time progress. It is the time-series-data prediction method which predicts the future forecast of the given point describing above. The time-series-data prediction method characterized by choosing a point soon based on the distance between the point of the past of the distance between each point on the orbit reconfigured on multi-dimension space, and the given point describing above, and each point on the aforementioned orbit, and the point of the past of the given point describing above.

[Claim 2] Observed time series data xi Time series data xi by which inputted and the input was carried out [ aforementioned ] based on the predetermined padding rule Receiving m-dimensional vector Xi It creates and is the m-dimensional vector Xi on m-dimensional space. An orbit is constituted, and it is based on a predetermined presumed rule, and is the aforementioned m-dimensional vector Xi. Point Xt on an orbit Forecast Xt+P Polynomial to approximate. [Equation 1]

$$X_{t+p} \cong F(X_t)$$

It \*\*\*\*\* and is each point Xi on the aforementioned orbit. Point Xt describing above Euclidean distance  $\|X_i - X_t\|$  and aforementioned each point Xi of a between A past point and the past point Xt describing above Euclidean distance  $\|X_i - X_{t-p}\|$  between the past points is calculated. Based on a predetermined selection rule, the near point XTh of the value after the aforementioned point Xt time p progress is chosen from each of this calculated Euclidean distance. Based on a predetermined coefficient calculation rule, the coefficient of the aforementioned polynomial F is calculated from value XTh+p after time p progress of the near point XTh describing above and this near point. The coefficient and the point Xt describing above of the aforementioned polynomial F It is based on a shell predetermined forecast calculation rule, and is forecast Xt+p. It computes and is this computed forecast Xt+p. The time-series-data prediction method characterized by outputting.

[Claim 3] In order to predict the time series data irregularly changed with time, an orbit is reconfigured on multi-dimension space using the method of a time lag from the time series data of one observed variable. Two or more points on the orbit which exists in the given neighborhood of a point on this multi-dimension space are chosen. Transition of each near point is investigated using the value of each of this selected near point, and the value after [ with each near point ] carrying out time progress. It is time-series-data prediction equipment which predicts the future forecast of the given point describing above. Time-series-data prediction equipment characterized by having a near point selection means to choose a point soon based on the distance between the point of the past of the distance between each point on the orbit reconfigured on multi-dimension space, and the given point describing above, and each point on the aforementioned orbit, and the point of the past of the given point describing above.

[Claim 4] Observed time series data xi Time series data xi by which the input was carried out [ aforementioned ] based on an input means to input, and the predetermined padding rule Receiving m-dimensional vector Xi It creates and is the m-dimensional vector Xi on m-dimensional space. It is based on a padding means to constitute an orbit, and a predetermined presumed rule, and is the aforementioned m-dimensional vector Xi. Point Xt on an orbit Forecast Xt+p Polynomial to approximate. [Equation 2]

$$X_{t+p} \cong F(X_t)$$

Time-series-data prediction equipment characterized by providing the following. An approximation creation means for

forecast presumption to \*\*\*\*\*. Each point  $X_i$  on the aforementioned orbit Point  $X_t$  describing above Euclidean distance  $\|X_i - X_t\|$  and aforementioned each point  $X_i$  of a between A past point and the past point  $X_t$  describing above A Euclidean distance calculation means to calculate Euclidean distance  $\|X_i - X_{t-p}\|$  between the past points. A near point selection means to choose the near point  $X_{th}$  of the point  $X_t$  describing above from each of this calculated Euclidean distance based on a predetermined selection rule. The coefficient calculation means of the polynomial  $F$  which calculates the coefficient of the aforementioned polynomial  $F$  based on a predetermined coefficient calculation rule from value  $X_{th+p}$  after time  $p$  progress of the near point  $X_{th}$  describing above and this near point, and the coefficient and the point  $X_t$  describing above of the aforementioned polynomial  $F$  It is based on a shell predetermined forecast calculation rule, and it is forecast  $X_{t+p}$ . A forecast calculation means to compute, and this computed forecast  $X_{t+p}$  An output means to output.

[Claim 5] In order to predict the time series data irregularly changed with time, an orbit is reconfigured on multi-dimension space using the method of a time lag from the time series data of one observed variable. Two or more points on the orbit which exists in the given neighborhood of a point on this multi-dimension space are chosen. Transition of each near point is investigated using the value of each of this selected near point, and the value after [ with each near point ] carrying out time progress. It is the record medium which recorded the time-series-data prediction program which predicts the future forecast of the given point describing above. The record medium which recorded the time-series-data prediction program characterized by choosing a point soon based on the distance between the point of the past of the distance between each point on the orbit reconfigured on multi-dimension space, and the given point describing above, and each point on the aforementioned orbit, and the point of the past of the given point describing above.

[Claim 6] Observed time series data  $x_i$  Time series data  $x_i$  by which inputted and the input was carried out [ aforementioned ] based on the predetermined padding rule Receiving  $m$ -dimensional vector  $X_i$  It creates and is the  $m$ -dimensional vector  $X_i$  on  $m$ -dimensional space. An orbit is constituted, and it is based on a predetermined presumed rule, and is the aforementioned  $m$ -dimensional vector  $X_i$ . Point  $X_t$  on an orbit Forecast  $X_{t+p}$  Polynomial to approximate. [Equation 3]

$$X_{t+p} \approx F(X_t)$$

It \*\*\*\*\* and is each point  $X_i$  on the aforementioned orbit. Point  $X_t$  describing above Euclidean distance  $\|X_i - X_t\|$  and aforementioned each point  $X_i$  of a between A past point and the past point  $X_t$  describing above Euclidean distance  $\|X_i - X_{t-p}\|$  between the past points is calculated. Based on a predetermined selection rule, the near point  $X_{th}$  of the point  $X_t$  describing above is chosen from each of this calculated Euclidean distance. Based on a predetermined coefficient calculation rule, the coefficient of the aforementioned polynomial  $F$  is calculated from value  $X_{th+p}$  after time  $p$  progress of the near point  $X_{th}$  describing above and this near point. The coefficient and the point  $X_t$  describing above of the aforementioned polynomial  $F$  It is based on a shell predetermined forecast calculation rule, and is forecast  $X_{t+p}$ . It computes and is this computed forecast  $X_{t+p}$ . Record medium which recorded the time-series-data prediction program characterized by outputting.

---

[Translation done.]



## \* NOTICES \*

Japan Patent Office is not responsible for any damages caused by the use of this translation.

1. This document has been translated by computer. So the translation may not reflect the original precisely.
2. \*\*\*\* shows the word which can not be translated.
3. In the drawings, any words are not translated.

---

DETAILED DESCRIPTION

---

[Detailed Description of the Invention]

[0001]

[The technical field to which invention belongs] this invention relates to the time-series-data prediction method and equipment which predict the time series data irregularly changed with time, and the record medium which recorded the time-series-data prediction program.

[0002]

[Description of the Prior Art] In order to predict the time series data changed irregularly conventionally, the non-linear-prediction technique which performs prediction from a viewpoint that the time series data were generated from the chaos dynamical system has been used. In the non-linear-prediction technique, the orbit was reconfigured on multi-dimension space using the method of a time lag from the time series data of one observed variable, and two or more points on the orbit which exists in a certain prediction neighborhood of a point on this multi-dimension space were chosen, it asked for average transition of these near points with the least square method etc., and the method of predicting future transition of a survey point beforehand based on this result was taken.

[0003]

[Problem(s) to be Solved by the Invention] In the conventional prediction method mentioned above, although the selection method of a point became a predictability overlay important point soon, the Euclidean distance between survey points was conventionally found beforehand with each point on the orbit reconfigured on multi-dimension space, and the method of choosing [ two or more ] sequentially from the point that Euclidean distance is small was taken. Thus, in order to choose a point only based on the Euclidean distance in a survey point beforehand soon, when the orbit of a certain near point mingled with the orbit of a survey point beforehand, transition of the near point will not reflect transition of a survey point correctly beforehand, and the problem that predictability fell as a result had produced it.

[0004] this invention was made in view of the above, and the place made into the purpose is to offer the time-series-data prediction method and equipment which can choose the near point which reflects transition of a survey point more correctly beforehand in prediction of the time series data changed irregularly, and the record medium which recorded the time-series-data prediction program.

[0005]

[Means for Solving the Problem] In order to attain the above-mentioned purpose, this invention according to claim 1 In order to predict the time series data irregularly changed with time, an orbit is reconfigured on multi-dimension space using the method of a time lag from the time series data of one observed variable. Two or more points on the orbit which exists in the given neighborhood of a point on this multi-dimension space are chosen. Transition of each near point is investigated using the value of each of this selected near point, and the value after [ with each near point ] carrying out time progress. It is the time-series-data prediction method which predicts the future forecast of the given point describing above, and let it be a summary to choose a point soon based on the distance between the point of the past of the distance between each point on the orbit reconfigured on multi-dimension space, and the given point describing above, and each point on the aforementioned orbit, and the point of the past of the given point describing above.

[0006] If it is in this invention according to claim 1, it adds to the Euclidean distance which is the distance between each point on the orbit reconfigured on multi-dimension space, and a given point. Since a point will be chosen soon based on the Euclidean distance of the point of the past which is the distance between the point of the past of each point on an orbit, and the point of the past of a given point, transition of this selected near point is investigated and the future forecast of a given point is predicted, selection of the near point which reflected transition of a survey point accurately beforehand is attained.

[0007] Moreover, this inventions according to claim 2 are the observed time series data  $x_i$ . Time series data  $x_i$  by which inputted and the input was carried out [ aforementioned ] based on the predetermined padding rule Receiving m-dimensional vector  $X_i$  It creates and is the m-dimensional vector  $X_i$  on m-dimensional space. An orbit is constituted, and it is based on a predetermined presumed rule, and is the aforementioned m-dimensional vector  $X_i$ . Point  $X_t$  on an orbit Forecast  $X_{t+p}$  Polynomial to approximate [several 4]

$$X_{t+p} \approx F(X_t)$$

It \*\*\*\*\* and is each point  $X_i$  on the aforementioned orbit. Point  $X_t$  describing above Euclidean distance  $\|X_i - X_t\|$  and aforementioned each point  $X_i$  of a between A past point and the past point  $X_t$  describing above Euclidean distance  $\|X_i - X_{t-p}\|$  between the past points is calculated. It is based on a predetermined selection rule from each of this calculated Euclidean distance, and is the point  $X_t$  describing above. Point  $X_{th}$  will be chosen soon. Based on a predetermined coefficient calculation rule, the coefficient of the aforementioned polynomial  $F$  is calculated from value  $X_{th+p}$  after time  $p$  progress of the near point  $X_{th}$  describing above and this near point. The coefficient and the point  $X_t$  describing above of the aforementioned polynomial  $F$  It is based on a shell predetermined forecast calculation rule, and is forecast  $X_{t+p}$ . It computes and is this computed forecast  $X_{t+p}$ . Let it be a summary to output.

[0008] Time series data  $x_i$  inputted if it was in this invention according to claim 2 Receiving m-dimensional vector  $X_i$  It creates with a predetermined padding rule and is the m-dimensional vector  $X_i$ . An orbit is constituted and it is the point  $X_t$  on this orbit. Forecast  $X_{t+p}$  Polynomial to approximate [several 5]

$$X_{t+p} \approx F(X_t)$$

It \*\*\*\*\* and is each point  $X_i$  on an orbit. Point  $X_t$  Euclidean distance  $\|X_i - X_t\|$  and each point  $X_i$  of a between A past point and past Point  $X_t$  Euclidean distance  $\|X_i - X_{t-p}\|$  between the past points is calculated. Each of this Euclidean distance to  $X_t$  Will choose Point  $X_{th}$  soon and the coefficient of Polynomial  $F$  will be calculated from value  $X_{th+p}$  after time  $p$  progress of this near point  $X_{th}$  and the near point. This coefficient and Point  $X_t$  Shell forecast  $X_{t+p}$  It computes and is this computed forecast  $X_{t+p}$ . Since it outputs, the near point which reflected transition of a survey point more correctly beforehand can be chosen, and a forecast can be computed accurately.

[0009] Furthermore, in order that this invention according to claim 3 may predict the time series data irregularly changed with time An orbit is reconfigured on multi-dimension space using the method of a time lag from the time series data of one observed variable. Two or more points on the orbit which exists in the given neighborhood of a point on this multi-dimension space are chosen. Transition of each near point is investigated using the value of each of this selected near point, and the value after [ with each near point ] carrying out time progress. It is time-series-data prediction equipment which predicts the future forecast of the given point describing above. Let it be a summary to have a near point selection means to choose a point soon based on the distance between the point of the past of the distance between each point on the orbit reconfigured on multi-dimension space, and the given point describing above, and each point on the aforementioned orbit, and the point of the past of the given point describing above.

[0010] If it is in this invention according to claim 3, it adds to the Euclidean distance which is the distance between each point on the orbit reconfigured on multi-dimension space, and a given point. Since a point will be chosen soon based on the Euclidean distance of the point of the past which is the distance between the point of the past of each point on an orbit, and the point of the past of a given point, transition of this selected near point is investigated and the future forecast of a given point is predicted, selection of the near point which reflected transition of a survey point accurately beforehand is attained.

[0011] This inventions according to claim 4 are the observed time series data  $x_i$ . An input means to input, Time series data  $x_i$  by which the input was carried out [ aforementioned ] based on the predetermined padding rule Receiving m-dimensional vector  $X_i$  It creates. It is the m-dimensional vector  $X_i$  on m-dimensional space. It is based on a padding means to constitute an orbit, and a predetermined presumed rule, and is the aforementioned m-dimensional vector  $X_i$ . Point  $X_t$  on an orbit Forecast  $X_{t+p}$  Polynomial to approximate [several 6]

$$X_{t+p} \approx F(X_t)$$

An approximation creation means for forecast presumption to \*\*\*\*\* , Each point  $X_i$  on the aforementioned orbit Euclidean distance  $\|X_i - X_t\|$  and aforementioned each point  $X_i$  between the points  $X_t$  describing above A past point and the past point  $X_t$  describing above A Euclidean distance calculation means to calculate Euclidean distance  $\|X_i - X_{t-p}\|$  between the past points, It is based on a predetermined selection rule from each of this calculated Euclidean distance, and is the point  $X_t$  describing above. A near point selection means to choose Point  $X_{th}$  soon, The coefficient calculation means of the polynomial  $F$  which calculates the coefficient of the aforementioned polynomial  $F$  based on a

predetermined coefficient calculation rule from value  $X_{Th+p}$  after time  $p$  progress of the near point  $X_{Th}$  describing above and this near point, The coefficient and the point  $X_t$  describing above of the aforementioned polynomial  $F$  It is based on a shell predetermined forecast calculation rule, and is forecast  $X_{t+p}$ . A forecast calculation means to compute, and this computed forecast  $X_{t+p}$  Let it be a summary to have an output means to output.

[0012] Time series data  $x_i$  inputted if it was in this invention according to claim 4 Receiving  $m$ -dimensional vector  $X_i$  It creates with a predetermined padding rule and is the  $m$ -dimensional vector  $X_i$ . An orbit is constituted and it is the point  $X_t$  on this orbit. Forecast  $X_{t+p}$  Polynomial to approximate [several 7]

$$X_{t+p} \approx F(X_t)$$

It \*\*\*\*\* and is each point  $X_i$  on an orbit. Point  $X_t$  Euclidean distance  $\|X_i - X_t\|$  and each point  $X_i$  of a between A past point and past Point  $X_t$  Euclidean distance  $\|X_{i-p} - X_{t-p}\|$  between the past points is calculated. Each of this Euclidean distance to  $X_t$  Will choose Point  $X_{Th}$  soon and the coefficient of Polynomial  $F$  will be calculated from value  $X_{Th+p}$  after time  $p$  progress of this near point  $X_{Th}$  and the near point. This coefficient and Point  $X_t$  Shell forecast  $X_{t+p}$  It computes and is this computed forecast  $X_{t+p}$ . Since it outputs, the near point which reflected transition of a survey point more correctly beforehand can be chosen, and a forecast can be computed accurately.

[0013] Moreover, in order that this invention according to claim 5 may predict the time series data irregularly changed with time An orbit is reconfigured on multi-dimension space using the method of a time lag from the time series data of one observed variable. Two or more points on the orbit which exists in the given neighborhood of a point on this multi-dimension space are chosen. Transition of each near point is investigated using the value of each of this selected near point, and the value after [ with each near point ] carrying out time progress. It is the record medium which recorded the time-series-data prediction program which predicts the future forecast of the given point describing above. Let it be a summary to choose a point soon based on the distance between the point of the past of the distance between each point on the orbit reconfigured on multi-dimension space, and the given point describing above, and each point on the aforementioned orbit, and the point of the past of the given point describing above.

[0014] If it is in this invention according to claim 5, it adds to the Euclidean distance which is the distance between each point on the orbit reconfigured on multi-dimension space, and a given point. A point will be chosen soon based on the Euclidean distance of the point of the past which is the distance between the point of the past of each point on an orbit, and the point of the past of a given point. Transition of this selected near point is investigated, and since the time-series-data prediction program which predicts the future forecast of a given point is recorded as a record medium, the distributivity can be raised using this record medium.

[0015] Furthermore, this inventions according to claim 6 are the observed time series data  $x_i$ . Time series data  $x_i$  by which inputted and the input was carried out [ aforementioned ] based on the predetermined padding rule Receiving  $m$ -dimensional vector  $X_i$  It creates and is the  $m$ -dimensional vector  $X_i$  on  $m$ -dimensional space. An orbit is constituted, and it is based on a predetermined presumed rule, and is the aforementioned  $m$ -dimensional vector  $X_i$ . Point  $X_t$  on an orbit Forecast  $X_{t+p}$  Polynomial to approximate [several 8]

$$X_{t+p} \approx F(X_t)$$

It \*\*\*\*\* and is each point  $X_i$  on the aforementioned orbit. Point  $X_t$  describing above Euclidean distance  $\|X_i - X_t\|$  and aforementioned each point  $X_i$  of a between A past point and the past point  $X_t$  describing above Euclidean distance  $\|X_{i-p} - X_{t-p}\|$  between the past points is calculated. It is based on a predetermined selection rule from each of this calculated Euclidean distance, and is the point  $X_t$  describing above. Point  $X_{Th}$  will be chosen soon. Based on a predetermined coefficient calculation rule, the coefficient of the aforementioned polynomial  $F$  is calculated from value  $X_{Th+p}$  after time  $p$  progress of the near point  $X_{Th}$  describing above and this near point. The coefficient and the point  $X_t$  describing above of the aforementioned polynomial  $F$  It is based on a shell predetermined forecast calculation rule, and is forecast  $X_{t+p}$ . It computes and is this computed forecast  $X_{t+p}$ . Let it be a summary to output.

[0016] Time series data  $x_i$  inputted if it was in this invention according to claim 6 Receiving  $m$ -dimensional vector  $X_i$  It creates with a predetermined padding rule and is the  $m$ -dimensional vector  $X_i$ . An orbit is constituted and it is the point  $X_t$  on this orbit. Forecast  $X_{t+p}$  Polynomial to approximate [several 9]

$$X_{t+p} \approx F(X_t)$$

It \*\*\*\*\* and is each point  $X_i$  on an orbit. Point  $X_t$  Euclidean distance  $\|X_i - X_t\|$  and each point  $X_i$  of a between A past point and past Point  $X_t$  Euclidean distance  $\|X_{i-p} - X_{t-p}\|$  between the past points is calculated. Each of this Euclidean distance to  $X_t$  Will choose Point  $X_{Th}$  soon and the coefficient of Polynomial  $F$  will be calculated from value  $X_{Th+p}$  after time  $p$  progress of this near point  $X_{Th}$  and the near point. This coefficient and Point  $X_t$  Shell forecast  $X_{t+p}$  It

computes and is this computed forecast  $X_{t+p}$ . Since the time-series-data prediction program to output is recorded as a record medium, the distributivity can be raised using a record medium.

[0017]

[Embodiments of the Invention] Hereafter, the gestalt of operation of this invention is explained using a drawing.

[0018] Drawing 1 is the block diagram showing the composition of the time-series-data prediction equipment concerning 1 operation gestalt of this invention. The time-series-data prediction equipment shown in this drawing is the time series data  $x_i$  which were stored in the input data storing region 18, and were observed. An input means 10 to input, Time series data  $x_i$  by which the input was carried out [ aforementioned ] based on the predetermined padding rule Receiving  $m$ -dimensional vector  $X_i$  It creates. It is the  $m$ -dimensional vector  $X_i$  on  $m$ -dimensional space. It is based on a padding means 11 to constitute an orbit, and a predetermined presumed rule, and is the aforementioned  $m$ -dimensional vector  $X_i$ . Point  $X_t$  on an orbit Forecast  $X_{t+p}$  Polynomial to approximate [several 10]

$$X_{t+p} \cong F(X_t)$$

An approximation creation means 12 for forecast presumption to \*\*\*\*\*, Each point  $X_i$  on the aforementioned orbit Point  $X_t$  describing above Euclidean distance  $\|X_i - X_t\|$  and aforementioned each point  $X_i$  of a between A past point and the past point  $X_t$  describing above A Euclidean distance calculation means 13 to calculate Euclidean distance  $\|X_i - X_{t-p}\|$  between the past points, It is based on a predetermined selection rule from each of this calculated Euclidean distance, and is the point  $X_t$  describing above. A near point selection means 14 to choose Point  $X_{th}$  soon, The coefficient calculation means 15 of the polynomial  $F$  which calculates the coefficient of the aforementioned polynomial  $F$  based on a predetermined coefficient calculation rule from value  $X_{th+p}$  after time  $p$  progress of the near point  $X_{th}$  describing above and this near point, The coefficient and the point  $X_t$  describing above of the aforementioned polynomial  $F$  It is based on a shell predetermined forecast calculation rule, and is forecast  $X_{t+p}$ . A forecast calculation means 16 to compute, and this computed forecast  $X_{t+p}$  It has an output means 17 to output and store in the output-data storing region 19.

[0019] The aforementioned padding means 11, the approximation creation means 12 for forecast presumption, the Euclidean distance calculation means 13, the near point selection means 14, the coefficient calculation means 15 of Polynomial  $F$ , and the forecast calculation means 16 The operation part 11a, 12a, 13a, 14a, 15a, and 16a which calculates a request, respectively, It consists of databases 11c, 12c, 13c, 14c, 15c, and 16c which store the rule at the time of performing the buffer areas 11b, 12b, 13b, 14b, 15b, and 16b which hold a result in the middle of calculation, and calculation (conditions). especially -- as a database -- the padding means 11 -- in selection rule database 14c and the coefficient calculation means 15 of Polynomial  $F$ , coefficient calculation rule database 15c and the forecast calculation means 16 have [ operation rule database 11c and the approximation creation means 12 for forecast presumption / presumed rule database 12c and the Euclidean distance calculation means 13 / distance calculation rule database 13c and the near point selection means 14 ] forecast calculation rule database 16c

[0020] In addition, the time-series-data prediction equipment shown in drawing 1 may be realized by the computing system, the so-called CPU takes charge of each operation part, or software will realize and memory or external storage will take charge of each buffer area and each database.

[0021] Drawing 2 shows how to reconfigure an orbit on multi-dimension space using the method of a time lag from the time series data of one observed variable. Fixed time-lag  $\tau$  is used from time series data  $x_i$  21, and it is the following  $m$ -dimensional vector  $X_i$ . It creates.

[0022]

$$X_i = (x_i, x_{i-\tau}, \dots, x_{i-(m-1)\tau})$$

The method of this time lag is  $X_i$  on the  $m$ -dimensional space 23 by being called padding 22, changing  $i$  and creating a  $m$ -dimensional vector one after another. An orbit 24 is constituted. By taking large  $m$ , the feature of the chaos which the time series data  $x_i$  21 of the one original variable have is this  $X_i$ . It appears in an orbit 24. It predicts by investigating the movement of this orbit.

[0023] Drawing 3 shows the view of the prediction on the  $m$ -dimensional space 23. Now, the problem which predicts value  $X_{t+p}$  32 after  $p$  step of a point  $X_t$  31 is considered. It is thought that a time change of a point  $X_t$  31 is almost equal to a time change of the near point.  $X_i$   $n$  near points  $X_{th}(h=1, 2, \dots, n)$  33 near a point  $X_t$  31 are chosen from all the points on an orbit 24. Forecast  $X_{t+p}$  32 is presumed with the least square method etc. based on the value of point  $X_{th+p}$  after  $p$  step of the near point which the value already understands, and the value of the near point  $X_{th}$  33.

[0024] Although Euclidean distance with a point  $X_t$  31 was calculated and  $n$  points were conventionally made into the point  $X_{th}$  33 from the point that the value is small, about the selection method of this near point soon at order Here, in order to make it not choose the point of having the orbit of a point  $X_t$  31, and an orbit which is each other interwoven with, as a point  $X_{th}$  33 soon, in addition to Euclidean distance with a point  $X_t$  31, a point  $X_{th}$  33 will be chosen in

consideration of Euclidean distance with point  $X_{t-p34}$  soon. Drawing 4 describes this concrete calculation technique. Instead of the point  $X_{a35}$  that this has the orbit of a point  $X_{t31}$ , and the orbit which is each other interwoven with, although the Euclidean distance with a point  $X_{t31}$  is larger than a point  $X_{a35}$ , it becomes possible to choose the point  $X_{b36}$  of having the orbit which reflects transition of a point  $X_{t31}$  in accuracy more, as a point  $X_{Th33}$  soon.

[0025] Drawing 4 is a flow chart which shows an operation of the time-series-data prediction equipment shown in drawing 1. In this drawing, the time series data  $x_{i21}$  first shown in drawing 2 are inputted with the input means 10 from the input data storing region 18 as data for study for predicting (Step S41). And m-dimensional vector [ as opposed to / carry out the padding 22 shown in drawing 2 by the padding means 11, and / time series data  $x_{i21}$  to the m-dimensional space 23 top ]  $X_i$  An orbit 24 is generated (Step S42). Next, forecast  $X_{t+p32}$  after p step of the point  $X_{t31}$  on an orbit 24 is approximated by the following formula with the approximation creation means 12 for forecast presumption (Step S43).

[0026]

$$X_{t+p} \cong F(X_t) \quad \dots (1)$$

Here, F shows the polynomial of Degree d. For example, in the case of a degree 1, it becomes the following formula.

[0027]

$$X_{t+p} \cong A \cdot X_t + b$$

Here, Parameter A is the matrix of mxm and Parameter b is a m-dimensional vector.

[0028] in order to ask for the coefficient (they are A and b in the case of d= 1) of Polynomial F -- first -- all points  $X_i$  on the m-dimensional orbit 24 of space 23 \*\*\*\*\* -- Euclidean distance  $\|X_i - X_t\|$  between points  $X_{t31}$  is calculated with the Euclidean distance calculation means 13 by the following formula (Step S44)

[Equation 13]

$$\|X_i - X_t\| = \left( \sum_{k=0}^{n-1} (x_{i-k\tau} - x_{t-k\tau})^2 \right)^{1/2} \quad \dots (2)$$

Next, point  $X_{i-p}$  Euclidean distance  $\|X_{i-p} - X_{t-p}\|$  between point  $X_{t-p34}$  is calculated with the Euclidean distance calculation means 13 by the following formula (Step S45).

[Equation 14]

$$\|X_{i-p} - X_{t-p}\| = \left( \sum_{k=0}^{n-1} (x_{i-p-k\tau} - x_{t-p-k\tau})^2 \right)^{1/2} \quad \dots (3)$$

n pieces will be chosen with the point selection means 14 soon sequentially from what has the small value d calculated by the following formula, and this will be made into the near point  $X_{Th}(h= 1, 2, \dots, n)33$  of a point  $X_{t31}$  (Step S46).

[0029]

[Equation 15]

$$d = w (\|X_{i-p} - X_{t-p}\|) + (1-w) (\|X_i - X_t\|) \quad \dots (4)$$

Here, w ( $0 < w < 1$ ) is a weighting factor.

[0030] It will ask for the coefficient (in the case of d= 1, they are A and b) of Polynomial F with the coefficient calculation means 15 of Polynomial F according to the following second [ a minimum of ] power conditions soon using the value of a point  $X_{Th33}$ , and the value of point  $X_{Th+p}$  after p step (Step S47).

[0031]

[Equation 16]

$$\sum_{h=1}^n (X_{Th+p} - F(X_{Th}))^2 = \min \quad \dots (5)$$

In the forecast calculation means 16, forecast  $X_{t+p32}$  is computed by (1) formula using the coefficient (in the case of d= 1, they are A and b) of Polynomial F, and the value of a point  $X_{t31}$  (Step S48).

[0032] Drawing 5 (a) and (b) are graphs which show the prediction result by the conventional method and the method of this invention, respectively. The Ikeda map was used as time series data. The Ikeda map is a two-dimensional map shown by the following formula.

[0033]

$$x_{n+1} = 1 + \mu (x_n \cos t - y_n \sin t)$$

$$y_{n+1} = \mu (x_n \sin t + y_n \cos t)$$

It is here and is  $t = 0.4 - 6.0 / (1 + x_n^2 + y_n^2)$ .

It comes out.  $x$  when being referred to as parameter value  $\mu = 0.7$ , initial value  $x_0 = 0.3$ , and  $y_0 = 0.3$  was made into time series data.

[0034] The data for  $L$  pieces were used as the study data for orbital 24 generation from the time  $s$  of there being time series data,  $p$  step point was respectively predicted about  $M$  continuing data, and the forecast was compared with the actual value (observed value). The parameter was set to  $s = 4845$ ,  $L = 400$ ,  $M = 400$ ,  $p = 1$ ,  $m = 3$ ,  $\tau = 1$ ,  $d = 1$ ,  $n = 8$ , and  $w = 0.3$ .

[0035] To the prediction result by the conventional method being what is shown in drawing 5 (a), the prediction result by the method of this invention is known by that predictability improves by the method of this invention, as shown in drawing 5 (b).

[0036]

[Effect of the Invention] As explained above, according to this invention, it adds to the Euclidean distance which is the distance between each point on the orbit reconfigured on multi-dimension space, and a given point. Since a point will be chosen soon based on the Euclidean distance of the point of the past which is the distance between the point of the past of each point on an orbit, and the point of the past of a given point, transition of this selected near point is investigated and the future forecast of a given point is predicted Selection of the near point which reflected transition of a survey point more correctly beforehand is attained, and improvement in predictability can be attained compared with the conventional method.

---

[Translation done.]

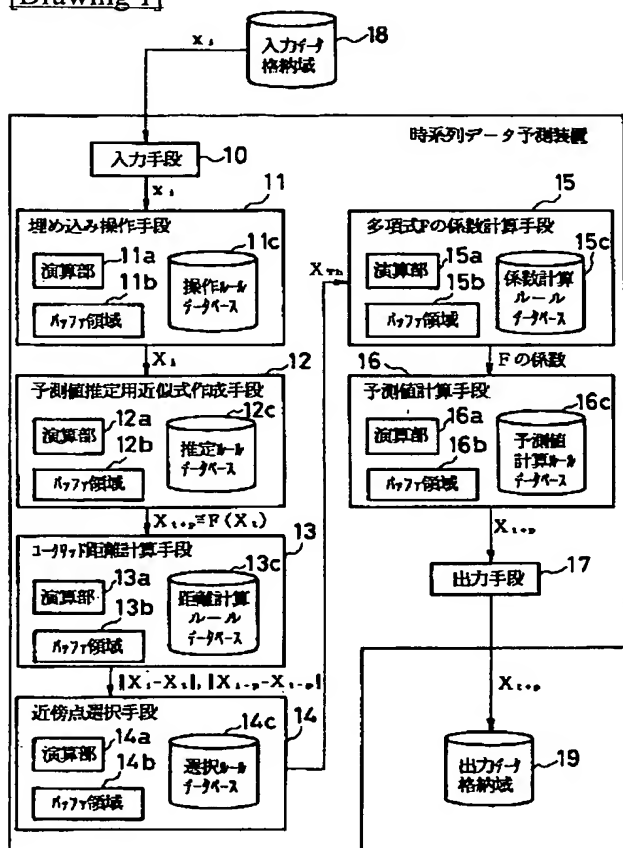
## \* NOTICES \*

Japan Patent Office is not responsible for any damages caused by the use of this translation.

1. This document has been translated by computer. So the translation may not reflect the original precisely.
2. \*\*\*\* shows the word which can not be translated.
3. In the drawings, any words are not translated.

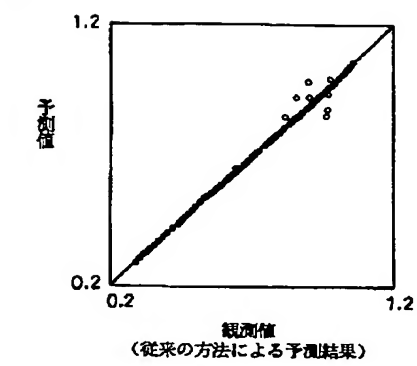
## DRAWINGS

[Drawing 1]

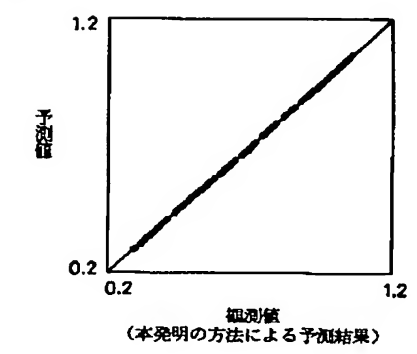


[Drawing 5]

(a)

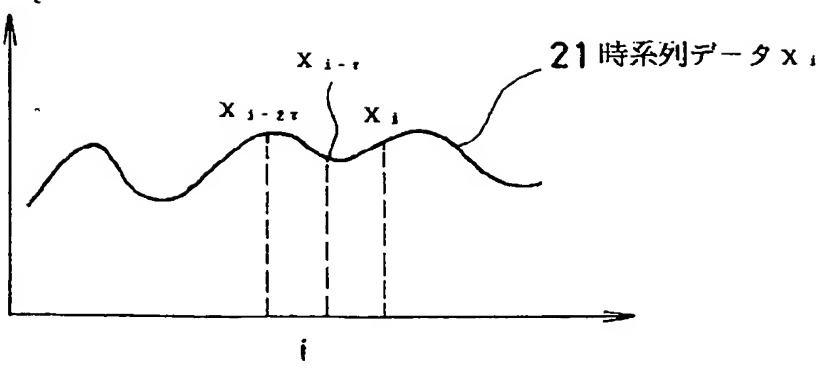


(b)



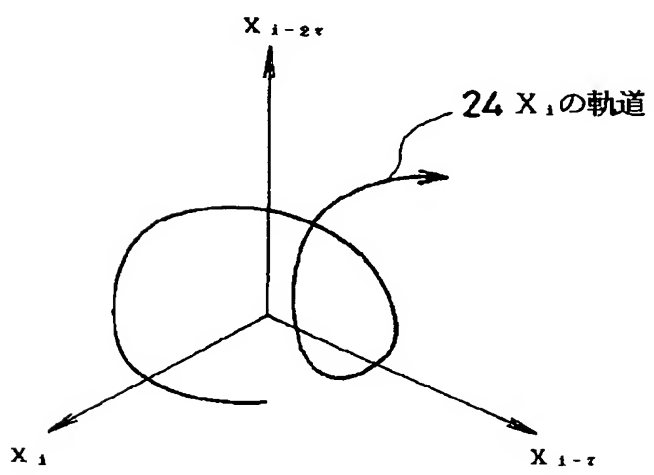
[Drawing 2]





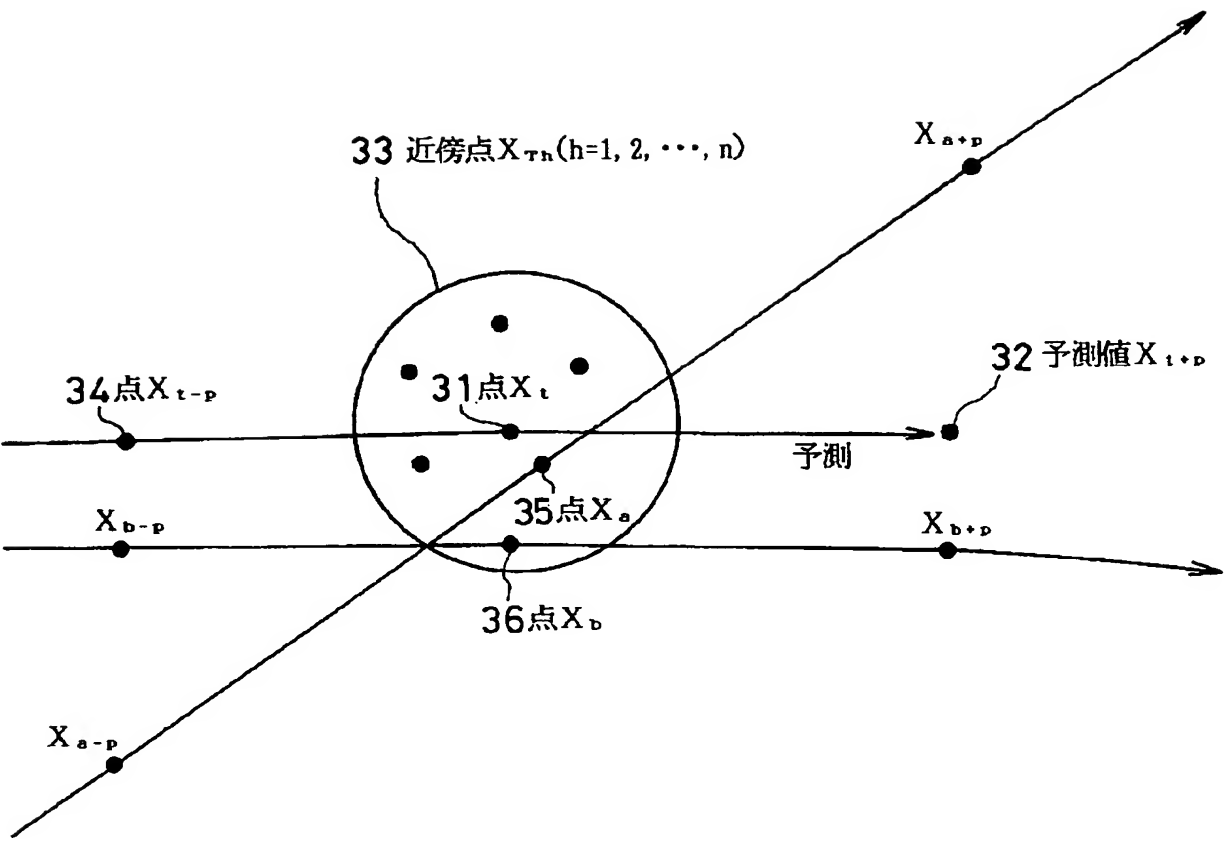
22 埋め込み操作

$$X_i = (x_i, x_{i-\tau}, \dots, x_{i-(m-1)\tau})$$



23 m次元空間

[Drawing 3]



[Drawing 4]

